ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2020, № 1

УДК 004.89:004.93

В.А. Пікалов, М.С. Клименко
Інститут проблем штучного інтелекту МОН і НАН України, Україна
пр. Академіка Глушкова, 40, м. Київ, 03680

АНАЛІЗ ФОРМИ ТРАЄКТОРІЙ РУХУ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОСЛІДОВНОСТІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ СТРУКТУРНОГО ОПИСУ

V.A. Pikalov, M.S. Klymenko
Institute of AI Problems of the MES and NASU, Ukraine
40, Academician Glushkov Ave., Kyiv, 03680

ANALYSIS OF THE TRAJECTORY SHAPES OF MOVING OBJECTS IN THE VIDEO SEQUENCE WITH USE OF STRUCTURAL DESCRIPTION

У статті запропоновано використання структурного опису графічних об'єктів для актуальної задачі аналізу траєкторій. Проаналізовано ряд сучасних підходів аналізу траєкторій, у ході чого обрано метод на основі моделі нейронної мережі Graph Convolutional Networks та алгоритму Suffix Tree Clustering. Описано засоби оптимізації обчислювальної складності даного нейромережевого підходу. Нейронну мережу адаптовано до аналізу структурного опису, продемонстровано перевагу даного підходу.

Ключові слова: Graph Convolutional Neural Networks, Suffix Tree Clustering, структурний опис, аналіз траєкторій

This article proposes using structural description for graphical objects to solve an urgent task of trajectory analysis. A range of modern trajectory analysis approaches were analyzed and the best that is based on Graph Convolutional Neural Networks and Suffix Tree Clustering algorithm was chosen. Descripted ways to reduce computational sources for this neural network approach. This neural network was adapted to analyze structural description and advantages of this approach are shown.

Keywords: Graph Convolutional Neural Networks, Suffix Tree Clustering, structural description, trajectory analysis

Вступ

Структурний опис графічних об'єктів використовується для підвищення деталізації опису неоднорідних об'єктів, а також для прискорення класифікації комплексних об'єктів [1, 6, 9, 11, 12].

У даній роботі пропонується використати структурний опис графічних об'єктів для задачі аналізу форми траєкторій руху об'єктів у відеопослідовності.

Постановка задачі

Метою даного дослідження є розробка удосконаленого методу побудови та аналізу форми траєкторій руху об'єктів.

Для досягнення мети роботи необхідно вирішити наступні задачі:

1. Обрати та описати метод структурного опису графічних об'єктів.
2. Обрати сучасний метод класифікації графічних об'єктів та адаптувати його до роботи із структурним описом.

Структурний опис об'єктів у відеопослідовності

Найбільш простий спосіб для виділення рухомих об'єктів – використовувати абсолютну різницю двох послідовних кадрів. При русі об'єкта яскравість окремих пікселів змінюється, що веде до великої різниці в яскравості одного пікселя на двох послідовних кадрах, ніж це може бути від шуму:

$$M_i(x,y) = \begin{cases} 1, D_i(x,y) \geq T \\ 0, D_i(x,y) < T' \end{cases}$$

де

$$D_i(x,y) = |I_i(x,y) - I_{(i-1)}(x,y)|,$$

де $I_i(x,y)$ – i-й кадр/зображення відеопослідовності, $M_i(x,y)$ – маска руху.

Пікселі, маски руху, для яких об'єднуються у зв'язні області:

$$\Omega_k = \{p: \forall i, j; i \neq j; p_i, p_j \epsilon \Omega_k \rightarrow$$
$$\rightarrow \exists L_{ij}: p_i, p_j \epsilon L_{ij}, \forall p \epsilon L_{ij}, M(p) = 1, p \epsilon \Omega_k\},$$

де $p_i=(x,y)_i$ – i-ий піксель з координатами $(x,y)_i$, $\Omega_k \epsilon \Omega$, Ω – множина зв'язних областей, L_{ij} – шлях, що з'єднує пікселі p_i і p_j.

Дані зв'язні області повинні бути повними, тобто володіти такою властивістю, що не існує пікселів, додавання яких розширює дану область:

$$\neg \exists p_k: (\Omega_k \cup p_k) \in \Omega.$$

Позначимо R_i прямокутник, орієнтований вздовж сторін кадру, описаний навколо області Ω_k. Внаслідок того, що різні частини об'єкта можуть рухатися з різною швидкістю, зображення цільового об'єкта може не покриватися однією зв'язаною областю руху. Для того, щоб виділити на зображенні область, зайняту цільовим об'єктом, необхідно об'єднати області руху, які знаходяться поруч одна з одною. Для об'єднання областей використовуються прямокутники R_i, описані навколо них. Проводиться повний перебір усіх пар даних прямокутників. Якщо пара даних прямокутників перетинається або знаходиться близько одна від одної, вони об'єднуються, множина прямокутників і їх пар оновлюється й процедура об'єднання триває:

$$D(R_i, R_j) < tD \rightarrow R$$
$$= (R \setminus R_i \setminus R_j) \cup (R_i \cup R_j),$$

де $R=\{R_i\}$ – множина прямокутників, описаних навколо областей руху.

Дана процедура повинна бути здійснена кілька разів, оскільки її одноразове виконання не дозволяє об'єднати всі області, що відносяться до одного об'єкта. Експериментально встановлено, що досить п'яти ітерацій.

Після проведення процедури об'єднання областей руху, кожній виділеній області буде відповідати окремий об'єкт, що рухається (або група об'єктів).

Області руху, ініційовані рухом цільових об'єктів, мають повторюваний від кадру до кадру (тобто в часі) характер. Дана властивість областей руху, які викликаються рухом цільових об'єктів, використовується для фільтрації помилкових цілей. Цільовому об'єкту, що рухається, повинні відповідати приблизно однакові за розмірами області руху на послідовності кадрів. Виділення даних часових послідовностей з областей руху на послідовному ряді кадрів дозволяє знайти області руху, які найбільш імовірно пов'язані з цільовим об'єктом, і відфільтрувати області руху, які стосуються шуму і змін фону.

Процедура виділення даних часових послідовностей областей руху виглядає наступним чином:

$$\Theta_I = \{\Omega^{m}_{I_k}, m = m_0..m_0 + N, k =$$
$$= 1...N: \forall 1 \leq k < N, \Omega^{m_0+k}_{I_k}$$
$$\approx \Omega^{m_0+k+1}_{I_{(k+1)}}\}$$

де Ω_j^i – j-та область руху на i-ому кадрі, Θ_I - l-та послідовність областей руху, $\Omega^{m_0+k}_{I_k} \approx \Omega^{m_0+k+1}_{I_{(k+1)}}$ означає, що дві області руху на двох послідовних кадрах досить сильно перетинаються і мають схожі розміри. Для розрахунку схожості між областями руху Ω_1, Ω_2 використовується вираз:

$$q = \frac{2S(\Omega_1 \cap \Omega_2)}{S(\Omega_1) + S(\Omega_2)},$$

де q – міра подібності між областями Ω_1, Ω_2 , $S(\Omega)$ – площа області Ω.

Для ідентичних областей (у разі, якщо $\Omega_1 = \Omega_2$) $q = 1$, якщо порівнювані області не перетинаються – $q = 0$. Для дотримання умови $\Omega_1 \approx \Omega_2$ було використано виконання співвідношення $q > 0,7$.

На рис. 1 представлена блок-схема процесу формування часових послідовностей областей руху.

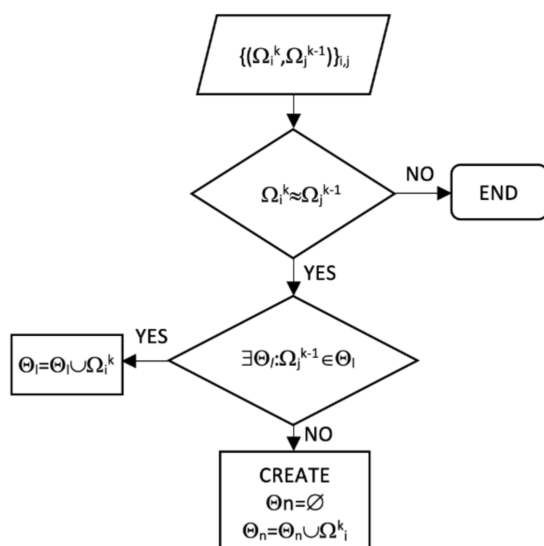


Рис. 1. Блок-схема процесу формування часових послідовностей областей руху

Кожній часовій послідовності, що є довшою, ніж заданий поріг, встановлюється, відповідно, об'єкт для відстеження.

Як правило, зображення розглядається як двовимірна дискретна обмежена функція. Зазначене подання зображення було використано для виділення областей руху на основі абсолютної різниці двох кадрів.

Для вирішення задачі виділення рухомих об'єктів нас влаштовує також представлення зображення у вигляді множини структурних елементів. Кожен структурний елемент відповідає певній області зображення, має координати у площині зображення й дескриптор, що описує характеристики яскравості й текстурні властивості даної області. Просторові й фазові відносини між структурними елементами визначають структуру зображення й зображень окремих об'єктів. При використанні даного подання зображень, окремим об'єктам відповідають підмножини структурних елементів. Таким чином, завдання виділення цільових об'єктів зводиться до пошуку відповідних підмножин структурних елементів.

Оскільки кожен структурний елемент має певні координати на зображенні, то всі вони мають властивість локальності, тобто мають певне місце розташування. Окремим об'єктам на зображенні відповідають підмножини *I*-структурних елементів множини *E* (I_k), що випливає з визначення структурного елемента й властивості локалізації. Таким чином, кожен об'єкт на зображенні описується множиною структурних елементів:

$$O_k^l = \{e_j: \forall j(x_j, y_j) \in \Omega_k^l\}_j,$$

де Ω_k – область зображення, яку займає *k*-тий об'єкт.

Відповідно для зображення I_j, опис об'єкта, що належить відеопослідовності, буде виглядати наступним чином:

$$O_k = \{e_j: \forall j(x_j, y_j)^l \in \Omega_k^l\}_j,$$

а опис об'єкта на всій відеопослідовності описується виразом:

$$O_k = \{e_j: \forall j(x_j, y_j)^l \in \Omega_k^l\}_{jl},$$

що з точністю до наявності індексу кадру збігається з виразом для опису об'єкта на окремому кадрі. Тобто, якщо на окремому кадрі відеопослідовності для об'єкта визначено його опис у вигляді множини структурних елементів, то визначено частину опису даного об'єкта на наступному кадрі.

При русі об'єктів, взаємне розташування сусідніх структурних елементів, що відносяться до одного об'єкта, як правило, змінюється незначним чином, оскільки зовнішній вигляд об'єктів на сусідніх кадрах змінюється несуттєво.

Аналіз форми траєкторій руху об'єктів

Для ефективної ідентифікації форм траєкторій руху, у даній роботі запропоновано використання нейронної мережі графів Graph Convolutional Networks (GCN).

Важливою частиною нейронної архітектури є побудова нейронних мереж з використанням малої кількості обчислювальних ресурсів. Архітектури, які розроблені для автоматизованого аналізу, зарекомендували себе набагато краще за тих, які за-

сновані на ручному аналізі в області розпізнавання та класифікації на зображеннях. GCN широко використовувана для аналізу нерегулярних даних, таких як дані з соціальних мереж, біологічні дані. Як правило, є два способи визначення GCN:

1. Метод спектральної області – моделює представлення у графі перетворення Фур'є на основі розкладання, але даний підхід є ресурсномістким.
2. Метод вузлового домену – безпосередньо реалізує GCN на графічних вузлах та їх сусідах, однак змоделювати глобальну структуру таким чином складно.

Для покращення роботи GCN, розроблено спеціальні механізми уваги [2, 3, 13, 14]. Перевагою таких механізмів є те, що вони обирають інформацію, яка є відносно критичною, з усіх джерел. Тим не менш, дана робота відрізняється тим, що ми обчислюємо взаємодію між вузлами, беручи за основу різноманітні семантичні дані для побудови динамічного графа.

У роботі [4] було описано алгоритм різниць трьох кадрів, але у нашій роботі ми вдосконалюємо даний алгоритм введенням просторово-контекстної моделі. Відповідно до трикадрового різнісного методу, D_n – це мета моніторингу. Граф довіри кожного кадру C(x) у відео отриманий за допомогою алгоритму Suffix Tree Clustering (STC):

$$C(x) = P(x \mid O) = \\ = \sum_{c(z)\in X^c} P(x, c(z) \mid O) = \\ = \sum_{c(z)\in X^c} P(x \mid c(z), O) P(c(z) \mid O).$$

Беручи за основу просторовий контекст, умовна ймовірність P(x|c(z),O) – це просторове відношення між ціллю та залишковою сценою. Ми визначаємо інформацію про просторовий контекст так:

$$X^c = \{c(z) = (I(z), z) \mid z \in \Omega_c(x^*)\},$$

де $\Omega_c(x^*)$ – це область, яка залишилась після виключення цілі, $I(z)$ – особливості зображення цілі в точці z. Максимальною позицією довіри графа довіри у просторовій області є цільова позиція кадру $t+1$.

STC вводимо у метод трикадрової різниці. У процесі моніторингу цілі, її позиція відслідковується та прогнозується графом максимальної довіри в межах регіону. На основі трикадрового різницевого методу з об'єднанням Собеля та просторовим контекстним зв'язком встановлюється метод мультимодельного аналізу траєкторій руху об'єктів.

Розглянемо проблему розпізнавання певних форм траєкторій як завдання класифікації графів із послідовності графів $G=\{G_1, G_2, ... G_T\}$. Кожен граф позначає модель на певному етапі часу, а його вузли та краї представляють складові моделі та найменші структурні елементи відповідно [5, 8, 10, 13]. Надалі це завдання можна характеризувати як контрольовану навчальну задачу на даних графах, мета якої полягає в тому, щоб навчитися надійно представляти G з GCN та давати найкращий прогноз класів дій. Тому будуємо цю GCN на основі мережі зведених графів, яка автоматично збирає модулі, що генерують графи для шарів на різних семантичних рівнях. Потім представляємо вибіркову і ефективну по використанні пам'яті стратегію пошуку.

У нейронних мережах простір пошуку визначає, як нейронні стратегії будують нейронну мережу. Ми шукаємо в просторі, побудованому на множині GCN модулів, щоб дослідити оптимальну комбінацію для динамічних графів на різних рівнях представлення. Наша GCN є просторово-часовою, тож ми створюємо динамічні графи на основі кореляції вузлів, представлених різними функціональними модулями. Існують 2 типи кореляцій, які застосовуються для побудови динамічного графа: кореляція структурного опису та кореляція часового представлення.

Кореляція структурного опису заснована на обчисленні просторових вузлових з'єднань. Для визначення надійності з'єднань вузлів застосовується нормалізо-

вана Гаусова функція на вузлах графа й кореляцією виступає індекс схожості:

$$\forall i,j \in V, A_D(i,j) = \frac{e^{\phi(h(x_i))\otimes\psi(h(x_j))}}{\sum_{j=1}^{n} \quad e^{\phi(h(x_i))\otimes\psi(h(x_j))}},$$

де $A_D(i, j)$ – кореляційна оцінка між вузлами і та j, заснована на репрезентаціях $h(x_i)$ та $h(x_j)$, $\otimes$ – перемноження матриць, $\Phi()$ та $\psi()$ – функції проєктування, які реалізовано через канально-згорткові фільтри.

Таким чином, фіксується схожість між вузлами для побудови динамічного графа.

Кореляція часового представлення є невід'ємною частиною побудови динамічного графа. Хоча кореляція структурного представлення й містить у собі найбільш інтуїтивні сигнали для топології графа, але ігнорування тимчасової кореляції може призвести до втрати неявних з'єднань. Без цієї інформації важко сказати про точний характер траєкторії руху. З точки зору фізичної структури, невеликий зв'язок може бути зафіксовано між елементами структури різних рівнів, але між ними має бути встановлено співвідношення, а включення часової кореляції здатне полегшити цю задачу [5]. Визначимо простір пошуку, для цього перевизначаємо X як послідовність графів. Дано фіксований граф L та характеристику $h^k(X)$ з k-го шару, дістаємо вихідне положення $h^{k+1}(X)$ на $k+1$ шарі з обраними нами функціональними модулями:

$$h^{k+1}(X) = \sum_{i=1}^{M} \frac{\alpha_{k+1,i}}{\sum_{j}^{M} \quad \alpha_{k+1,j}} M_i(h^k(X), L) h^k(X)\Theta_k.$$

Тут, Θ_k – ваги мережі для k-го шару. M_i позначає i-й функціональний модуль та $\alpha_{k+1,i}$, який працює як параметр архітектури на шарі $k+1$. Тоді завдання полягає у тому, щоб знайти набір параметрів $a \in R$ KxM для мережі з K шарами, щоб α мінімізував втрати L_{valid} на даних валідації. Тобто:

$$\alpha^* = argminL_{valid}(\Theta(\alpha), \alpha).$$

Тут, Θ – це мережеві параметри, які поділяються між усіма підмережами та будуть вивчені на навчальному наборі даних.

Висновки

У статті запропоновано використання GCN для класифікації форм рухів структурних елементів, що теоретично дозволить пришвидшити та збільшити ефективність отримання інформації про рухи найменших елементів. Ця задача є специфічною, наприклад, при розпізнаванні рухів кінцівок людини, жестів.

Для визначення траєкторії використано метод трикадрової різниці, до якого пристосовано алгоритм STC. Запропоновано використати метод мультимодельного аналізу на основі оператора Собеля у поєднанні з просторовим контекстом, що дозволило швидко визначати траєкторії та аналізувати створені фігури руху.

Розвитком даної роботи є реалізація даних методів та порівняльне дослідження ефективності із аналогічними сучасними методами.

Література

1. Агарков А.В. Выделение и отслеживание объектов на основе использования анализа движения// Штучний інтелект. – 2015. – 1-2. – С.28-36.
2. Vaswani, A.; Shazeer, N.; Parmar, N.; Uszkoreit, J.; Jones, L.; Gomez, A. N.; Kaiser, Ł.; and Polosukhin, I. 2017. Attention is all you need. In NeurIPS, 5998–6008.
3. Velickovi c, P.; Cucurull, G.; Casanova, A.; Romero, A.; Lio, P.; and Bengio, Y. 2018. Graph attention networks. ICLR.
4. L. Bai and Q. Chen, "Visual phrase recognition by modeling 3D spatial context of multiple objects," Neurocomputing, vol. 253, pp. 183–192, 2017.
5. Агарков А.В. Поиск объектов на изображениях с помощью графов // Искусственный интеллект. - 2012. - №4. - С. 105-119.
6. Lei Qin . Local invariant descriptor for image matching / Lei Qin, Wei Zeng, Wen Gao, Weiqiang Wang // IEEE International Conference of Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 2005. – Vol.2. – P.1025-1028.
7. Mikolajczyk K. A performance evaluation of local descriptors / Mikolajczyk K., Schmid C. // In Proceedings of the 8 th International Conference on Computer Vision. – Vancouver, Canada. – 2001. – P 525-531.

8. Marwan A. Mattar Sign Classification using Local and Meta-Features / Marwan A. Mattar,Allen R.Hanson,and Erik G. Learned-Miller // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2005. – Vol.3. – P.26.
9. David G. Lowe Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints / David G. Lowe // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 2, No60. – P.91-110.131
10. Arthur R. Pope Probabilistic Models of Appearance for 3-D Object Recognition / Arthur R. Pope, David G. Lowe // International Journal of Computer Vision. – 2000. – Vol.40, No2. – P.149-167.
11. Гороховатский В.А. Фильтрация ложних соответствий дескрипторов ключевих точек на основе анализа геометрических данних / В.А. Гороховатский // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2009. – Т. 11, No1. – С.11-19.
12. Гороховатский В.А. Підвищення швидкодії метода афінних інваріантів при сопоставленні структурних описаний візуальних об'єктів / В.А. Гороховатский, Т.В. Полякова // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2009. – вип. 2(10). – С.81-84.
13. Optimal Feature Matching Method using Bayesian Graph Theory / Wan Hyun Cho, In Seop Na, Sun Worl Kim and Soo Hyung Kim // International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering. – 2012. – Vol. 7, No 3. – P.123-132.
14. Torresani L. Feature Correspondence Via Graph Matching: Models and Global Optimization. / Torresani L., Kolmogorov V., Rother C., // Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision: Part II. – 2008. – P.596 – 609.
15. Martin A. Fischer Random Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application to Image Analysis and Automated Cartography / Martin A. Fischer and Robert C. Bolles // Commun. Assoc. Comp. Mach. – 1981. – Vol.24. – P.381–395.

References

1. Agarkov A.V. Vydeleniye I otslezhivanie ob'ektov na osnove ispol'zovaniya analiza dvizheniya // Shtuchniy intelekt. – 2015. – 1-2. – S. 28-36.
2. Vaswani, A.; Shazeer, N.; Parmar, N.; Uszkoreit, J.; Jones, L.; Gomez, A. N.; Kaiser, Ł.; and Polosukhin, I. 2017. Attention is all you need. In NeurIPS, 5998–6008.
3. Velickovi c, P.; Cucurull, G.; Casanova, A.; Romero, A.; Lio, P.; and Bengio, Y. 2018. Graph attention networks. ICLR.
4. L. Bai and Q. Chen, "Visual phrase recognition by modeling 3D spatial context of multiple objects," Neurocomputing, vol. 253, pp. 183–192, 2017.
5. Agarkov A.V. Poisk ob'ektov na izobrazheniyakh s pomoshch'yu grafov // Iskusstvennyy intellect. – 2012. - №4. – S. 105-119.
6. Lei Qin . Local invariant descriptor for image matching / Lei Qin, Wei Zeng, Wen Gao, Weiqiang Wang // IEEE International Conference of Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 2005. – Vol.2. – P.1025-1028.
7. Mikolajczyk K. A performance evaluation of local descriptors / Mikolajczyk K., Schmid C. // In Proceedings of the 8 th International Conference on Computer Vision. – Vancouver, Canada. – 2001. – P 525-531.
8. Marwan A. Mattar Sign Classification using Local and Meta-Features / Marwan A. Mattar,Allen R.Hanson,and Erik G. Learned-Miller // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2005. – Vol.3. – P.26.
9. David G. Lowe Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints / David G. Lowe // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 2, No60. – P.91-110.131
10. Arthur R. Pope Probabilistic Models of Appearance for 3-D Object Recognition / Arthur R. Pope, David G. Lowe // International Journal of Computer Vision. – 2000. – Vol.40, No2. – P.149-167.
11. Gorohovatskij V.A. Fil'traciya lozhnih sootvetstvij deskriptorov klyuchevih tochek na osnove analiza geometricheskih dannih / V.A. Gorohovatskij // Reєstraciya, zberigannya i obrobka danih. – 2009. – T. 11, No1. – S.11-19..
12. Gorohovatskij V.A. Pidvishchennya shvidkodiї metoda afinnih invariantiv pri sopostavlenni strukturnih opisanij vizual'nih ob'єktiv / V.A. Gorohovatskij, T.V. Polyakova // Sistemi upravlinnya, navigaciї ta zv'yazku. – 2009. – vip. 2(10). – S.81-84.
13. Optimal Feature Matching Method using Bayesian Graph Theory / Wan Hyun Cho, In Seop Na, Sun Worl Kim and Soo Hyung Kim // International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering. – 2012. – Vol. 7, No 3. – P.123-132.
14. Torresani L. Feature Correspondence Via Graph Matching: Models and Global Optimization. / Torresani L., Kolmogorov V., Rother C., // Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision: Part II. – 2008. – P.596 – 609.
15. Martin A. Fischer Random Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application to Image Analysis and Automated Cartography / Martin A. Fischer and Robert C. Bolles // Commun. Assoc. Comp. Mach. – 1981. – Vol.24. – P.381–395.

RESUME

V.A. Pikalov, M.S. Klymenko

Analysis of the trajectory shapes of moving objects in the video sequence with use of structural description

The main purpose of this study is to enhance the description of heterogenous objects using structural description and also to boost the classification of complex objects. In this paper we are using structural description to analyze trajectory shapes of the objects in a sequence of video frames.

The easiest way to extract moving objects is to use the absolute difference of two sequential frames. When the object is moving inside the frame, the lightning of specific pixels is changing and this change is much more noticeable than from noise that is caused by camera sensor.

To improve identification ability, we should not only check one moving fragment of the object, but all the fragments that are around object. After we found all the moving fragments around the object, we can decide that they are belong to it and we can unite them with it. To do this we specify an instance of rectangle around object and on every iteration, we do widen it. Experiments show that we should make not more than five iterations to fully specify the edges of the specific object. For our specific object we should get almost similar moving fragments so they can be then filtered from camera noises and background changes.

As every structural element has its own location, we can represent them as substructures of bigger objects. In this way every object on the frame has its own bunch of structural elements.

To efficiently identify trajectory forms we decided to use Graph Convolutional Neural Networks. The main part of this neural network architecture is to build it using the less computational sources. We have also improved a 3-frames algorithm by adding spatial-context model to it. And build a trust graph for each video frame using Suffix Tree Clustering algorithm.

Надійшла до редакції 10.12.2019